

電力分野における 人工知能技術の 過去・現在・未来

02

02

電力分野における人工知能技術の過去・現在・未来

小野田 崇 ((財)電力中央研究所 システム技術研究所) : onoda@criepi.denken.or.jp

電力分野と人工知能技術の過去、現在

人工知能技術は、その技術が誕生したときから、社会のあらゆる領域でその活用が進められてきた。電力分野においても、さまざまな諸問題に対処するための支援技術として、人工知能技術の活用に大きな期待がよせられてきた。

電力分野は、電気エネルギーの生産から輸送、分配にいたる大規模なシステムの運用・保守事業である。1980年代から1990年代初頭は、電力需要の増大を想定した電力系統設備の大規模化が進められてきた。この電力系統設備の大規模化を進めながら、高品質な電力を安定して供給するため、設備の自動化、高機能化を積極的に進めてきた。

また、1990年代後半から2000年初頭には、電力需要の伸びが鈍化する中で、「電力自由化」の導入に向けた制度の見直しが進められてきた。この「電力自由化」を受けて、電力分野では、コスト削減とサービスの向上を目標に、事務業務および設備運用・保守の効率化、均質化に従来にも増して精力的に取り組んできた。このように設備の高機能化、計算機システムの導入によるコスト削減、サービスの向上等に取り組んできた電力分野ではあるが、次のような、人工知能技術に解決を期待していた問題点をまだ残している。

1. 設備の自動化、高機能化に伴う設備に関する技術ノウハウのブラックボックス化の解消。
2. 高度情報化社会に与える設備事故時の影響の増大を考慮したリスクマネジメントの確立。
3. 設備の信頼性向上による異常・事故の減少に伴う現場担当者の経験不足の解消。

この3つの問題点の解決に向けて、電力分野では、現場の専門家の経験・知識・ノウハウを蓄積し、活用できるように、1980年代に、人工知能技術を応用したシス

テムの研究開発を盛んに行ってきた。最盛期には、数十の知識ベースシステムの研究開発が行われてきた。このシステム開発の中から、実運用に資するものが数システムでてきた。1990年代に入ってから、新たに研究開発される知識ベースシステムの数は急激に減少している状況にあり、1993年の文献¹⁾では、4つのシステムのみが紹介されている。

本稿では、電力分野と人工知能技術との関係について、代表的な過去と現在の人工知能技術応用例を紹介し、電力分野における人工知能技術の課題と将来像について、筆者が感じていることを述べる。

1980年代の電力分野と人工知能技術

この年代は、電力分野における知識ベースシステム開発の最盛期である。ここで言う知識ベースシステムとは、基本的には、専門家の経験・知識を知識ベース化し、その知識ベースに基づいて推論を行うシステムである。代表的な事例として、水力鋼構造物の評価診断システム²⁾について、以下で紹介し、1980年代の電力分野と人工知能技術との関係を概観する。

⇒ システム概要

水力発電所建設の最盛期から、すでに40年以上を経過したダムゲート、水圧鉄管、水路橋、スクリーンなどの水力鋼構造物が増えてきている。これらは電力会社の保守担当者の手で、十分な検討のもとに適宜、補修され、取り替えられつつあるが、近年、特に安全性診断、余寿命の予測技術がクローズアップされてきた。そこで、(財)電力中央研究所は、過去20年以上にわたる既設の鋼構造物の調査実績をもとに、1984年から水力鋼構造物の診断技術を体系化し、その診断技術を人工知能技術によってシステム化した²⁾。

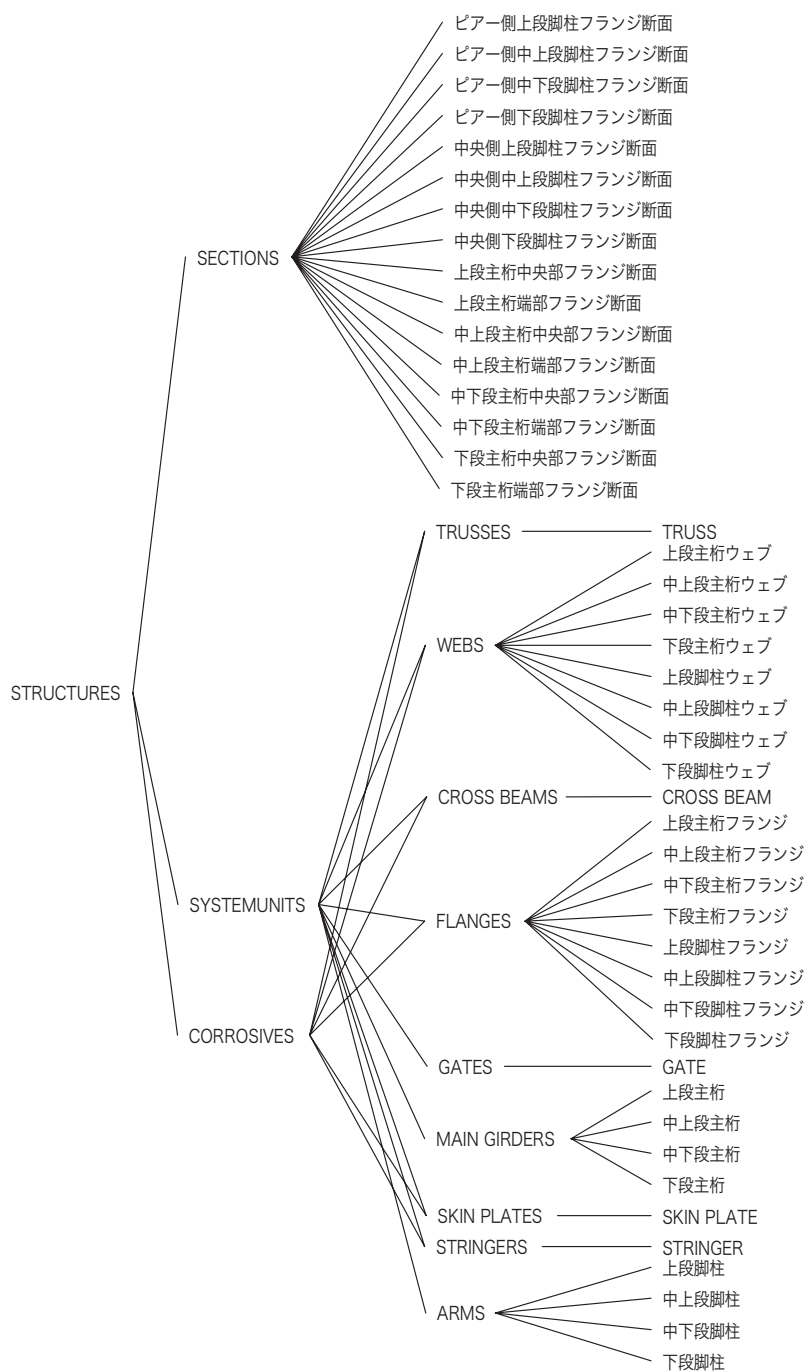


図-1 ラジアルゲートに関するフレーム構造知識ベース

⇒ システムにおける人工知能技術

従来の計算機技術では、知識を一度定量的な数値情報やプログラムに変換して、数値を中心とした処理を行うため、利用者に理解しやすいかたちの知識表現となっていなかった。この問題を解決するため、プロダクションルール（「もし X ならば、Y をせよ」のように if-then 型の記述をルールと呼び、それらの集合が知識ベースとなるもの）とフレーム表現（百科事典の項目のように、「X とは Y である」のように、項目ごとにその定義を宣言的に記述したものをフレームとよび、それらの集合が知識ベースとなるもの）を用いて知識を整理した、水力鋼

構造物の評価システムを開発した。

人工知能技術を用いて表現されたのは、ダムゲートに関する知識である。ダムゲートの物理的な構造を表す知識と、データ項目値を表す知識については、フレーム表現を用いて整理した。図-1 に物理的な構造を表現したフレームを示す。図-1 で、ラジアルゲートとは、ダムに付随している扇形のゲートのことであり、扇を中心にゲートが開閉されるのである。また、フランジとは、ダムゲートなどを支える部材を強化するためにつけられた部分のことである。

また、if-then 形式のプロダクションルールで表現さ

外観	操作性	環境その他	経過年数	判定
良い	良い・おおむね良い			現状のまま使用可
良い	良くない		40 年未満	現状のまま使用可
良い	良くない		40 年以上	補修が必要
良い	かなり悪い	良い・おおむね良い・良くない		補修が必要
良い	かなり悪い	かなり悪い	40 年未満	補修が必要
良い	かなり悪い	かなり悪い	40 年以上	取替え
おおむね良い	良い			現状のまま使用可
おおむね良い	おおむね良い		40 年未満	現状のまま使用可
おおむね良い	おおむね良い		40 年以上	補修が必要
おおむね良い	良くない			補修が必要
おおむね良い	かなり悪い		40 年未満	補修が必要
おおむね良い	かなり悪い		40 年以上	取替え
良くない	良い・おおむね良い・良くない		40 年未満	補修が必要
良くない	良い・おおむね良い・良くない		40 年以上	取替え
良くない	かなり悪い			取替え
かなり悪い	良い	良い・おおむね良い	40 年未満	補修が必要
かなり悪い	良い	良い・おおむね良い	40 年以上	取替え
かなり悪い	良い	良くない・かなり悪い		取替え
かなり悪い	おおむね良い	良い・おおむね良い	40 年未満	補修が必要
かなり悪い	おおむね良い	良い・おおむね良い	40 年以上	取替え
かなり悪い	おおむね良い	良くない・かなり悪い		取替え
かなり悪い	良くない・かなり悪い			取替え

表-1 経験的診断ルール

れたダムゲートに関する知識は、以下の4つのルール群から構成されている。

- ①データの信頼性を判定するルール群
- ②各種の物理定数をセットするルール群
- ③構造力学的情報に従って診断を行うルール群
- ④経験的診断ルール群（ヒューリスティックルールとも呼ぶ）

表-1に④の経験的診断ルールの一部を示す。

本システムでは、最初に上述①、②のルール群に前向き推論（「もしXならばYをせよ」のように、推論を繰り返す方法）を適用し、ダムゲートを構成する部材ごとの定量的な情報（測定値、解析値）の補正・信頼性のチェックを行い、補正值と解析値のどちらを診断処理で用いるかを定める。その後、③および④のルール群に後ろ向き推論（「Xという目標を満足するためになすべきことをせよ」のように、問題の分割を繰り返しながら推論を繰り返す方法）を適用し、診断・寿命評価を行う。

また、表-1のルールにあるように、本システムは不確実な情報を扱う方法として、Analytic Hierarchy Process（AHP：意思決定を数値で表現する方法）を適用し、知識の重要性を決定している。これにより、専門家の経験とよく合致する推論結果を得ている³⁾。

⇒ 検証結果および運用状況

システム動作の検証のために、試験利用を実施した。検証の目的は以下の4点である。

- (1) インタフェースの向上に関する具体的改善事項の抽出と、対策の検討。
- (2) システムの運用上の問題点の抽出と、対策の検討。
- (3) さまざまな試験利用による構造解析システムの機能確認。
- (4) 知識ベースにおけるルールの改善。

1990年度までの試験利用による、本システムの実行件数は、1987年度ダムゲートに関して15件、1988年度ダムゲートに関して15件、水圧鉄管に関して2件、1989年度ダムゲートに関して15件、1990年度ダムゲートに関して15件、水圧鉄管に関して30件となった。1991年3月末までに、上記の試験利用中に抽出された問題点を解決して、すべてのシステム開発作業を終了し、同年4月より電力分野での本格的運用に入った。

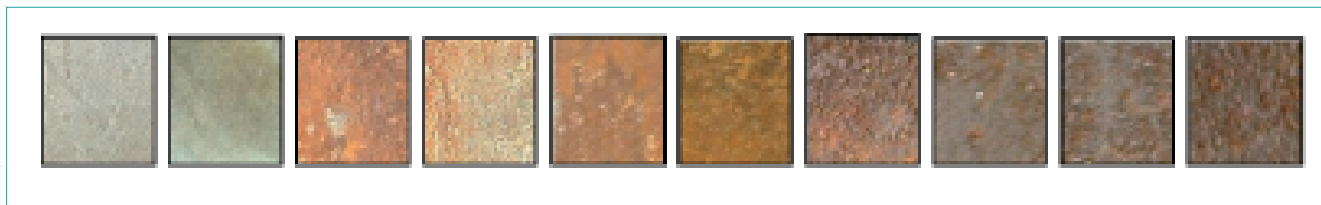
⇒ 電力分野と人工知能技術の過去

1980年代の電力分野における人工知能技術とは、知識ベースシステムそのものであったと言っても過言ではあるまい。本章で紹介した1980年代の電力分野における代表的な知識ベースシステムのシステム概要を見ると、マニュアル化されるべき調査結果や現場経験を、人工知



図-2 配電柱上の腕金

図-3 判定用10段階色見本の例



能技術である知識表現と推論を用いてシステム化していることが分かる。

また、本章で紹介したシステムで主に利用されている知識表現であるフレーム表現（図-1）やルール表現（表-1）を見ると、普通の文書で表現されており、読みやすい面があるものの、専門家の経験的知識はこんなものかと感じられるのではないだろうか。一方、表-1に示したようなルール表現を整理した専門家らの立場からすると、自らの経験に基づく知識を表-1の形式にまとめる労力に対し、自らは知っていることなので、あまりメリットを感じられなかったのではないだろうか。また、現場で実際に専門家が感じている経験と当時の知識表現能力にはギャップがあり、専門家は、自分の感覚的な経験的知識と、知識表現された知識との間に、何とも言いがたいギャップを感じていたのではないだろうか。

専門家の有する経験的知識の知識ベース化、その整理の難しさなどの理由からか、1990年代以降、電力分野において、知識ベースシステムの開発は、ほとんどなくなった。

現在の電力分野と人工知能技術

最近では、デジタル家電機器を初めとする情報化技術が最も急激に進展した一時代であると思われる。電力分野では、現在、この進展した情報化技術と専門家の経験的知識、感覚とを人工知能技術によって関係付けたシステムの開発が目立つ。本章では、代表的な事例として、錆画像を用いた腕金再利用判定システム⁴⁾について、以下で紹介し、現在の電力分野と人工知能技術との関係を概観する。

⇒ システム概要

中部電力（株）配電部では、配電線の架線に使用する腕金（図-2参照）の撤去品再利用によるコスト削減、および、廃棄物の削減による環境への影響の軽減を試みている。現在は、腕金に発生した錆の色と錆の進行程度との分析結果に基づき、「再利用」、「めっき後再利用」、「廃棄」に配電柱から撤去してきた腕金を分類している。具体的には、各腕金錆色写真の判定見本（図-3参照）と、腕金上の錆の一番ひどい個所の錆色と、判定見本の色とを見比べることによって、人間が視覚により撤去腕金の分類を行っている⁵⁾。専門家と現場担当者では、色に対する感じ方が異なるなどの理由により、再利用判定結果が現場担当者に依存し、均質でなくなっている。中部電力（株）配電部と（財）電力中央研究所システム技術研究所では、デジタル画像データと専門家の錆画像に対する経験的な感覚との関係に基づいた、腕金再利用判定システムの研究開発に取り組んできた⁶⁾。

⇒ システムにおける人工知能技術

ここで紹介する腕金再利用判定システムでは、デジタル画像と専門家の錆に対する経験的な感覚との関係を、パターン識別の一手法であるサポートベクターマシン（以下、SVM）で表現している。このSVMに基づく腕金再利用判定システムは、学習システム部分と判定システム部分より構成される。学習システムでは、腕金の錆画像とその錆画像に対する「再利用」、「めっき後再利用」、「廃棄」の判定ラベルの組で与えられる学習データ中より、計算機にとって判定が難しいデータを探し出す。最終的にはすべての学習データが、付加されている判定ラベルの通りに判定できるという条件の下に、最も判定の難しいデータを探し出す。たとえば、腕金の錆画像に対

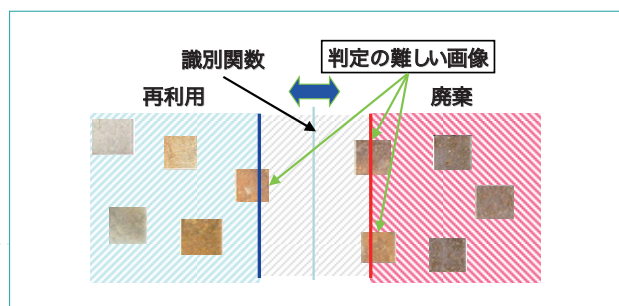


図-4 SVMによる識別関数の生成

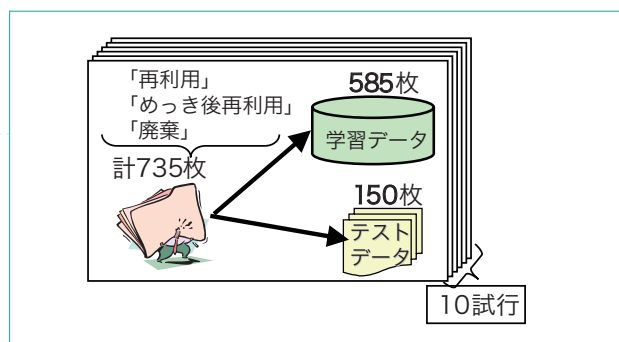


図-5 判定精度評価手順

する判定ラベルが「再利用」と「廃棄」の2クラス判別の場合を考える。この場合、ラベルが「再利用」にもかかわらず「廃棄」と判別しやすい錆画像データと、ラベルが「廃棄」にもかかわらず「再利用」と判別しやすい錆画像データが、判定の難しいデータとなる。

図-4に示すように、SVMではすべての学習データが、付加されている判定ラベルの通りに判定できるという条件の下に、探し出された最も判定の難しいデータとの距離を最大にするように、識別関数（判別基準）を決定する。計算機内では、錆画像データと判定ラベルとのセットから、識別関数（判別基準）を決定する。

判定システムは、学習システムで決定した識別関数を有しており、デジタルカメラで撮影された錆画像データをこの識別関数に入力して、出力として判定ラベルを戻す。

⇒ 検証結果および運用状況

中部電力（株）配電部では、現在、「再利用」または「廃棄」の2クラス判定が行われており、今後は「めっき後再利用」を含めた3クラス判定を導入する予定である。そこで、「再利用」データ200枚、「めっき後再利用」データ200枚と「廃棄」データ200枚を評価用データとして用意した。2クラス判定の場合には、「めっき後再利用」データ200枚と「廃棄」データ200枚を同じ「廃棄」のクラスとした。評価では、まず評価用データから各クラスからランダムに50枚を抽出し、残りのデー

手法	総合	再利用	再めっきor廃棄
SVM	99.0%	99.0%	99.0%
kNN	96.5%	96.8%	96.4%
MLP	96.6%	95.4%	97.2%
RBF	98.1%	98.8%	97.2%

表-2 2クラス判定精度の比較

手法	総合	再利用	廃棄	めっき後
SVM	97.2%	98.4%	96.2%	97.0%
kNN	91.9%	96.8%	88.0%	91.0%
MLP	92.7%	93.2%	92.0%	92.8%
RBF	96.9%	97.2%	95.8%	97.6%

表-3 3クラス判定精度の比較

タセットを学習データとして計算機に学習させた。次に、各クラスで抽出しておいた50枚ずつ、計150枚をテストデータとして計算機に与え、その判定精度を求めた。この試行を10回行い、その平均で判定精度を評価した（図-5参照）。

表-2、3に判定精度の評価結果を示す。精度評価のため、表-2、3には、SVMとは異なるパターン識別手法であるk-Nearest Neighbor (kNN)、階層型ニューラルネットワーク (MLP)、RBFネットワーク (RBF) の判定精度も記載してある。表-2より錆画像とSVMによって、2クラスで99.0%、表-3より3クラスで97.2%の判定精度が得られていることが分かる。これは、専門家の判定精度に匹敵する精度であり、十分実用的な性能になっている。

本システムは、2004年度に現場担当者によるフィールドテストを経て、現在、実用化を検討中である。

電力分野と人工知能技術の現在・将来

前々章で述べた1980年代の電力分野における人工知能技術とは、知識ベースシステムそのものであったと言っても、過言ではないだろう。しかし、前章で紹介したシステムは、専門家の経験的な知識・感覚をフレーム表現、ルール表現して利用するものではなく、専門家が通常見ている状況を計算機に持たせ、その状況と専門家の判断を正確にリンクしたシステムである。このシステムは、1980年代の人工知能技術に基づくシステムと異なり、専門家が通常見ている、感じている状況とその状況における専門家の判断との関係を、分かりやすく表現したものではない。しかし、専門家が通常見ている、感じている状況がひとたび入力されれば、専門家と同等以上の精度の判断を計算機が高速に行う。また、1980年代のシステムは、専門家はそのユーザになり得なかった

が、現在のシステムでは、専門家もそのユーザの対象となっており、専門家が経験的な知識・感覚を提供する動機付けともなっている。

1980年代のシステムと現在のシステムとでの一番大きな相違は、1980年代から現在にかけての情報化技術の急激な発展にある。デジタルビデオ、カメラをはじめとする安価で精度の高い電子機器の登場と高速PCの低価格が、専門家が経験的な知識・感覚を適用する際の状況を格段に収集、蓄積しやすくした。そのため、専門家は経験的な知識・感覚を利用する際の状況を、言葉で記述する必要がなくなった。特に、設備の運用・保守を主な仕事とする電力分野においては、その時々設備の情報を安価で、高精度に収集、蓄積できることのメリットは大きい。一方、発展した情報化技術の導入により、1980年代の人工知能技術に基づくシステムに比べ、現在は実用性の高いシステムが実現できるようになったものの、システムにおける人工知能技術の存在感が薄れている。

1980年代と現在の人工知能技術に基づくシステムとを比較したとき、もう1つの大きく異なる点は、開発コストと利用頻度との関係である。

1980年代のシステム開発は、専門家が意識していない経験的な知識・経験をフレーム表現、ルール表現などの知識表現で整理するために、専門家に多大な労力を課していた。そして、一度ある知識表現形式で整理された経験的な知識・感覚は、システムとしてではなく、マニュアルとして見る事ができた。言い換えれば、通常は使われず、いざという際に紐解く情報としての要素が強く、使用頻度は決して高いものではなかった。一方、現在のシステム開発では、専門家は各状況において、自分の判断を示すだけの、通常の作業と同等の労力をかけるだけですむ。また、通常作業をシステム化するため、利用頻度が高い。

電力分野は、設備運用と保守が要となる分野である。この分野の専門家の知識は、設備そのものの知識というより、長年の設備運用と保守の繰り返して得られた経験的な知識・感覚が重要となる。この種の経験的な知識・感覚は、知識として記述することは困難であるが、ある状況とその状況下での判断という一対の組で、経験的な知識を蓄積することは可能である。

1980年代の人工知能技術は知識表現に重きを置く傾向があり、現在の人工知能技術は専門家の判断精度を計算機上に実現するといった傾向がある。このことと、繰り返し作業で得られる設備運用と保守に関する電力分野の経験的な知識・感覚の特徴を考えると、これからしばらくは、「ある状況とその状況下での判断という一対の組」での知識の蓄積、利用が行われていくと考えられる。そ

の中で、人工知能技術は、ある状況と判断とを精度良く関係付けることに利用されていくことだろう。

おわりに

本稿では、電力分野における過去、現在の人工知能技術に基づく代表的なシステムを紹介し、その相違点を述べるとともに、電力分野における人工知能技術の将来像について、私見を述べた。

人工知能の産業応用を考えると、筆者は人工知能技術と実用化の間には本質的なギャップというものはないと考えている⁷⁾。なぜなら、どういう形式であれ、人間の経験的な知識や感覚に基づき、その知識・感覚と同等以上のパフォーマンスを示すのなら、その技術は人工知能技術と呼んでよく、この考えの下では、さまざまな人工知能技術が実用化されていると考えられるからである。

一方、電力分野は、設備運用と保守に関する専門家の経験的な知識・感覚の蓄積、利用、検証が今後、非常に重要になる。この分野の経験的な知識・感覚は、フレーム表現やルール表現のような形式的な表現が困難である場合が多い。そのため、電力分野では、特に、以下の3つの人工知能関連技術が重要であると考えられる。

1. 専門家が判断材料としている状況情報を計測、蓄積する情報技術。
2. ある状況と、その状況下での専門家の判断を正確に関連付けるパターン識別などの技術。
3. 蓄積された状況情報とその状況下での判断の組から判断に至る過程を抽出するデータマイニングなどの技術。

今後は、電力分野、特に、電力設備の保守業務において、上記3つの技術が融合したかたちで、人工知能技術の実用化が図られていくと推測される。

参考文献

- 1) 坂内広蔵、小野田崇：電力産業とAI、人工知能学会誌、Vol.8, No.6, pp.42-49 (1993)。
- 2) 中村秀治、松浦真一、寺野隆雄、篠原靖志：水力鋼構造物の寿命予測エキスパートシステムとその適用、土木論文集、No.374・I-6, pp.513-521 (1986)。
- 3) 寺野隆雄、篠原靖志、松井正一、中村秀治、松浦真一：ダムゲート診断エキスパート・システムとAHP、オペレーションズ・リサーチ、Vol. 31, No. 8, pp.500-504 (1986)。
- 4) 山名美智子、村田博士、小野田崇、大橋 徹、加藤誠二：パターン識別手法を用いた錆画像による腕金再利用判定法の性能評価、平成16年電気学会 電子・情報・システム部門大会特集号、pp.1049-1054 (2005)。
- 5) 大橋 徹：配電用架線金物類の再利用技術、中部電力技術開発ニュース110号 (2004)。
- 6) 山名美智子、村田博士、小野田崇、大橋 徹、加藤誠二：パターン識別手法を用いた錆画像による腕金再利用判定の精度向上、平成17年度電気学会 電子・情報・システム部門大会予稿集 (2005)。
- 7) 小野田崇：AI技術と実用化のギャップ、人工知能学事典、人工知能学会編、785p. (2005)。

(平成18年6月5日受付)